УДК 007.001.362

А. А. Дудкин
Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси
Беларусь, 220012, г. Минск, ул. Сурганова, 6

НЕЧЕТКАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ АНАЛИЗА ТОПОЛОГИИ ИНТЕГРАЛЬНЫХ МИКРОСХЕМ

A.A. Doudkin
United Institute of Informatics Problems of National Academy of Sciences of Belarus
Belarus,220012, Minsk, st. Surganova 6

FUZZY NEURAL NETWORK FOR INTEGRATED CIRCUIT LAYOUT ANALYSIS

О. А. Дудкін
Об'єднаний інститут проблем інформатики Національної академії наук Білорусі
Білорусь, 220012, Мінськ, вул. Сурганова, 6

НЕЧІТКА НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ АНАЛІЗУ ТОПОЛОГІЇ ІНТЕГРАЛЬНИХ МІКРОСХЕМ

В статье рассматривается задача идентификации объектов топологии интегральных схем на основе нейросетевого подхода к обработке изображений. Предложена новая структура нечеткой нейронной сети, которая представляет собой модификацию неокогнитрона, ориентированную на идентификацию объектов топологии на полутоновых изображениях с искажениями яркости и смещения. Экспериментально показано, что разработанная нейронная сеть позволяет повысить точность идентификации.
Ключевые слова: интегральная схема, топология, нечеткая нейронная сеть, идентификация.

In the article the task of identification of layout object is considered based neural network approach for image processing. A new structure of fuzzy neural network is proposed that is a modification of the neocognitron intended to identification of layout objects having shape defects and brightness distortions on halftone layout images. It was shown experimentally that proposed network allows to increase the recognition accuracy.
Key words: integrated circuit, layout, fuzzy neural network, identification.

У статті розглядається задача ідентифікації об'єктів топології інтегральних схем на основі нейронного підходу до обробки зображень. Запропоновано нову структуру нечіткої нейронної мережі, яка є модифікацією неокогнітрона, що орієнтована на ідентифікацію об'єктів топології на напівтонових зображеннях зі спотвореннями яскравості і зсуву. Експериментально показано, що розроблена нейронна мережа дозволяє підвищити точність ідентифікації.
Ключові слова: інтегральна схема, топологія, нечітка нейронна мережа, ідентифікація.

Важной частью процесса производства интегральных микросхем являются процессы контроля качества формируемых топологических структур и соответствия топологии элементов проектной документации. Сложность процесса контроля связана с большим количеством очень маленьких элементов на фотошаблоне и нечетким изображением элементов, сформированном в системе автоматического контроля топологии интегральных схем, которая представляет собой систему технического зрения [1]. Поэтому перспективным направлением является разработка методов интеллектуального анализа данных (data mining) [2,3]: нейронные сети, деревья решений, генетические алгоритмы, нечеткая логика и др. Среди нейронных сетей в настоящее время при анализе изображений топологии интегральных схем в data mining используются нейронные сети прямого распространения.

В основе нечетких нейронных сетей лежит идея использования существующей выборки данных для определения параметров функций принадлежности, выводы

делаются на основе аппарата нечеткой логики, а для нахождения параметров функций принадлежности используются алгоритмы обучения нейронных сетей [4]. Основным достоинством использования нечеткой логики в разработке интеллектуальных систем является то, что решения нечеткой логики, как правило, просты для проверки и оптимизации.

В статье предложена модель нечеткой нейронной сети на основе неокогнитрона для анализа полутоновых изображений топологии интегральных микросхем, имеющих искажения формы и цвета.

Рассматриваемое изображение представляет собой некоторое структурированное описание объекта. Объектами на топологическом слое ИС являются контактная площадка, контактное окно, диффузионный или металлизированный проводник, другие элементы топологии. Они характеризуются цветом, формой и размером. В общем случае, искажения могут быть двух типов: изменение цвета пикселей либо изменение положения пикселя.

При этом для эффективной классификации необходимо учитывать иерархию информационных признаков объектов. Наиболее подходящим для этой цели является неокогнитрон, который имеет иерархическую структуру слоев, ориентированную на моделирование зрительной системы человека [5].

Принцип нечеткого представления яркости пикселей изображения основан на нейрофизиологии зрительной системы человека, и в частности, на том факте, что нейроны данной системы дифференцируются на две группы, которые противоположным образом реагируют на освещение и затемнение. Существуют клетки, возбуждающиеся при освещении и тормозящиеся при затемнении, и клетки, возбуждающиеся при затемнении и тормозящиеся при освещении. Такое разделение сохраняется на всех уровнях зрительной системы, до коры включительно, и составляет основу механизма для восприятия двух противоположных классов зрительных образов: светлых объектов на темном фоне и темных объектов на светлом фоне.

Для нечеткого представления яркости пикселей полутонового изображения введем три параметра Bmin, Bmid и Bmax, которые соответствуют значению пикселей минимальной, средней и максимальной яркости. Таким образом, яркости пикселей можно разделить на две категории – светлые и темные. Функция принадлежности пикселей со «средней» яркостью определяется следующим образом:

$$f_{mid} = e^{-\frac{(x-B_{mid})^2}{2b^2}}, \quad (1)$$

где x – яркость заданного пикселя, b – некоторая задаваемая пользователем окрестность для каждого пикселя. График данной функции представлен на рис. 1.

Аналогичным образом определяются функции принадлежности для «темных» и «светлых» пикселей:

$$f_{\min} = e^{-\frac{(x-B_{\min})^2}{2b^2}}, \quad (2)$$

$$f_{\max} = e^{-\frac{(x-B_{\max})^2}{2b^2}}. \qquad (3)$$

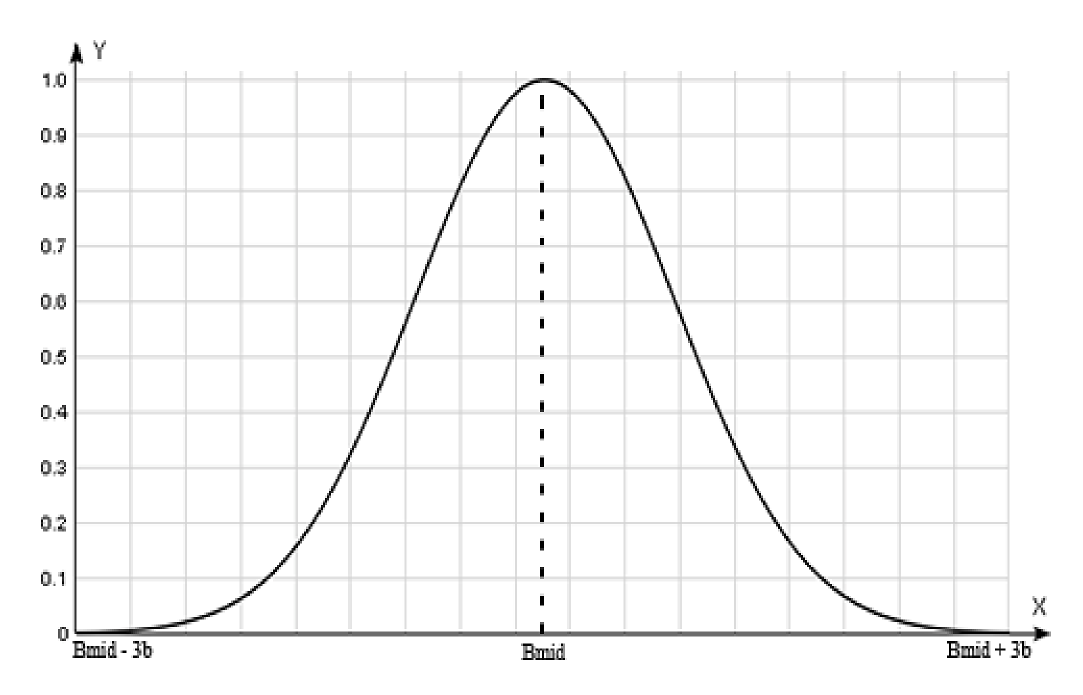


Рис. 1. Функция принадлежности пикселей со «средней» яркостью

Параметры функции принадлежности могут варьироваться в зависимости от яркостных параметров исходного изображения. Предложенная модель нейрона оперирует не яркостями пикселей, а значениями функций принадлежности пикселей к определенной группе яркости. Структура нечеткого нейрона содержит три блока, отвечающих за обработку исходного изображения с точки зрения «светлых», «средних», и «темных пикселей», и обобщающий блок, который анализирует результаты, полученные из предыдущих трех блоков.

Для изображения топологии, как правило, характерны выраженные структурные особенности. На рис. 2 изображен фрагмент топологии интегральной микросхемы. Как видно, разделение по диапазону яркости изображения позволяет выделить структурные элементы топологического рисунка пластины (более светлые участки изображения соответствуют большему значению функции принадлежности) и позволит упростить процесс анализа изображения.

Общая структура нечеткого нейрона представлена на рис. 3. В данной структуре выделено три блока, отвечающих за обработку исходного изображения с точки зрения «светлых», «средних», и «темных пикселей». За ними следует обобщающий блок, который анализирует результаты, полученные из предыдущих трех блоков.

Таким образом, предложенная модель нейрона оперирует не яркостями пикселей, а значениями функций принадлежности пикселей к определенной группе яркости, рассматривая изображение с трех точек зрения. Параметры функции принадлежности могут варьироваться в зависимости от яркостных параметров исходного изображения.

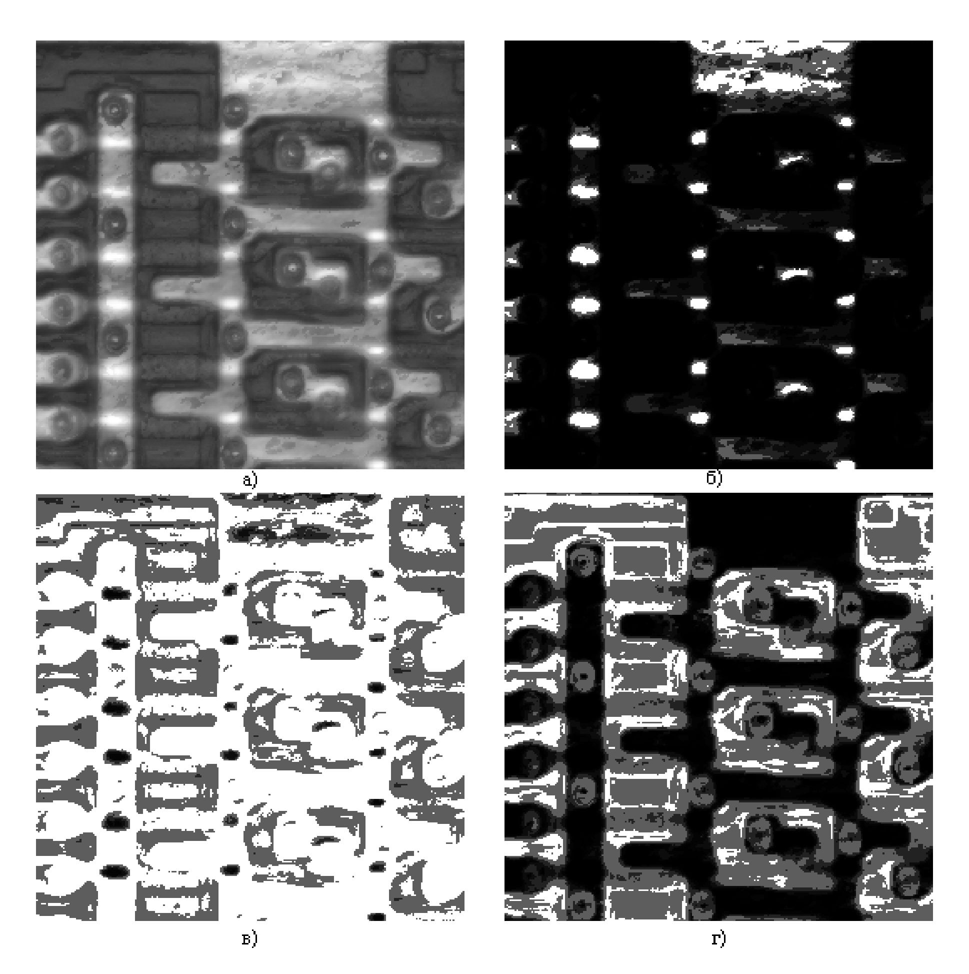


Рис. 2. Нечеткое представление яркостей пикселей:
а) исходное изображение, б) изображение с выделенными светлыми участками,
в) изображение с выделенными участками «средней» яркости,
г) изображение с выделенными темными участками

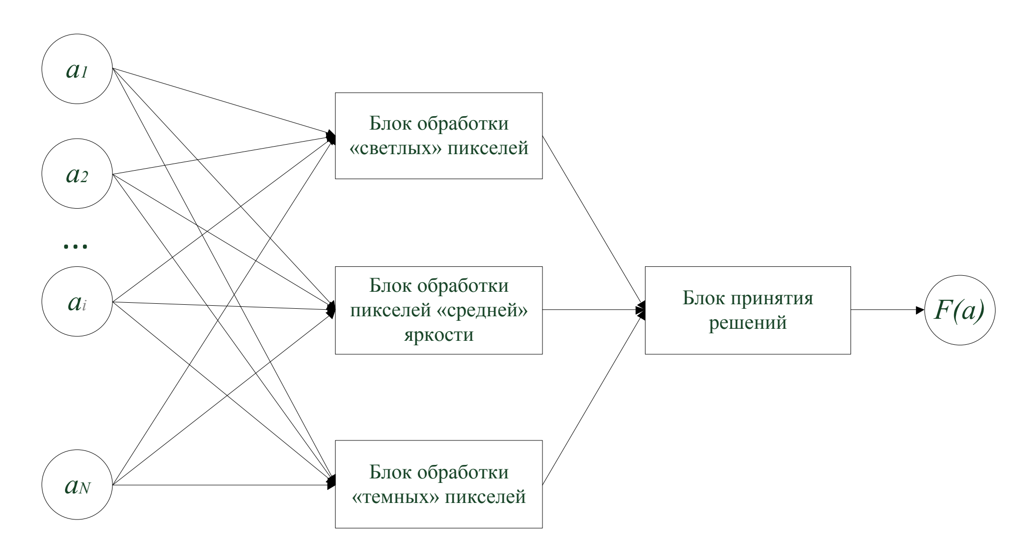


Рис. 3. Обобщенная модель нечеткого нейрона

В статье предлагается модификация многослойной нейронной сети на основе неокогнитрона, предложенной для классификации объектов, имеющих искажения формы и цвета [6]. Для этого были введены два параметра B и R, которые задают диапазоны нечеткости различия. Параметр B – это диаметр яркостных искажений изображения, определяющий максимально допустимое расстояние между двумя пикселями изображения, которые считаются эквивалентными. Параметр R – радиус геометрических искажений, определяющий максимально допустимое смещение пикселей эталона на изображении (образе). Нечеткая нейронная сеть (рис. 4) состоит из двух основных частей – блока нечетких правил, включающего слой F_1 фазификации и слой F_2 свертки функций принадлежности (T-нормирования), и многослойной сети типа неокогнитрон.

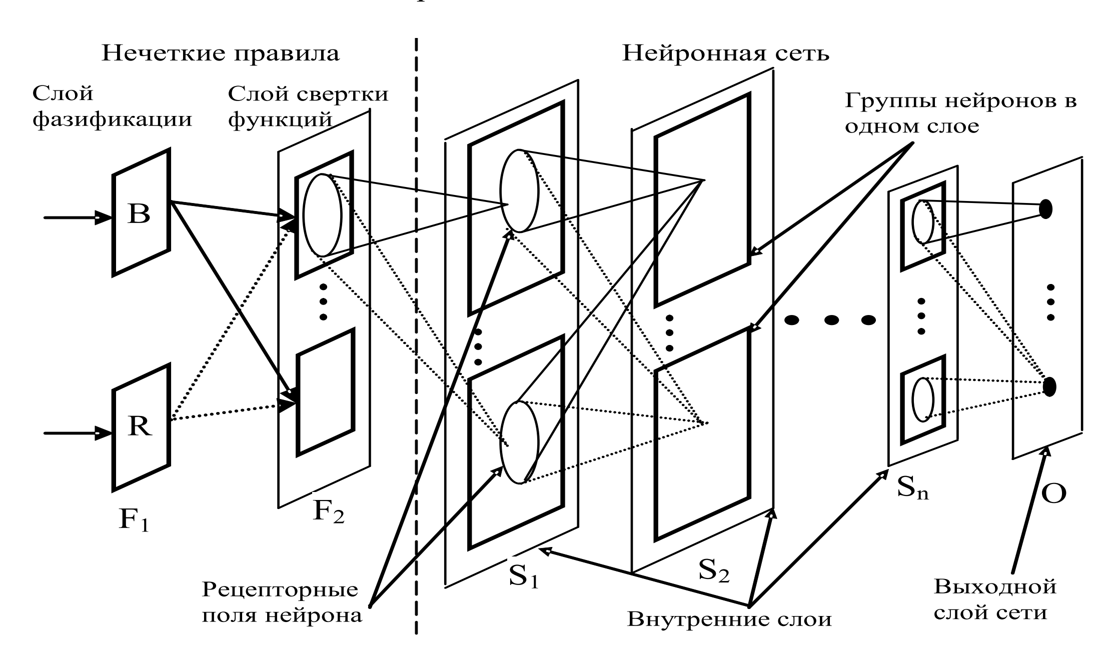


Рис. 4. Структура нечеткой нейронной сети

Сущность алгоритма нечеткой идентификации объектов можно представить следующим образом:

1. Изображения, которые нужно идентифицировать, фазифицируются. Таким образом, изображение представляется в виде степеней принадлежности пикселей нечетким функциям яркости.

2. Признаки разделяются на простые, которые характерны для всех объектов, такие как линии, точки, пересечения линий и т. д.; и комплексные, которые представляются в виде определенной пространственно-геометрической комбинации простых признаков, характерной для определенного класса изображений.

3. Формируется иерархия признаков, в которой каждый уровень объединяет признаки одной степени сложности. При этом, первый уровень состоит из простых признаков, а каждый последующий включает в себя более сложные признаки, которые образуются путем пространственно-геометрической комбинации признаков предыдущего уровня.

4. Строится многослойная НС, количество слоев которой равно количеству уровней сложности. Нейроны в слое сети делятся на группы, при этом каждая группа соответствует некоторым признакам, которые должны быть выделены на данном слое. Функция отдельной группы заключается в обнаружении (выделении) соответствующего признака на всем изображении, таким образом, значение активности нейронов группы

формирует карту распределения признака на изображении. Для обеспечения инвариантности сети к небольшим сдвигам признаков (искажениям типа «смещение») в предложенной НС вместо обобщающих С-слоев, свойственных для неокогнитрона, которые дублируют карты распределения признаков соответствующих им подслоев, предлагается модификация S-слоев, при которой каждый обнаруженный признак «размазывается» по некоторой окрестности, что позволяет уменьшить количество слоев сети.

5. Обучение сети сводится к последовательному обучению сетей-слоев (однослойных сетей). Весовые коэффициенты, полученные при обучении таких НС, соответствуют весовым коэффициентам соответствующего слоя неокогнитрона. Для их обучения используется алгоритм нечеткой кластеризации [7], при этом каждый кластер соответствует одному нейрону. После обучения, такая НС будет использоваться для построения соответствующего слоя в многослойной сети, при этом количество нейронов в сети-прототипе будет соответствовать количеству групп, а весовые коэффициенты нейронов из сети-прототипа – весовым коэффициентам нейронов из соответствующих групп.

6. Производится идентификация образа путем последовательной активации слоев НС: от слоя, выделяющего простые признаки, до слоя, выделяющего признаки всего образа в целом. При этом, выходной слой сети генерирует ответ, к какому классу относится входное изображение, в виде максимальной активности одного из своих нейронов.

Тестирование предложенной модели нечеткой нейронной сети выполнено при различной конфигурации сети (с различными значениями параметров яркостных и геометрических искажений B и R) на изображениях топологии интегральных микросхем, полученных на оборудовании «КБТЭМ-ОМО» [8]. В качестве обучающих данных использовалось 3 типа фрагментов топологии. Предложенная сеть сравнивалась с нейронной сетью, реализующей стандартный корреляционный метод идентификации, и нейронной сетью на основе неокогнитрона [6] (табл. 1).

Таблица 1. Точность распознавания

Тип сети	Число объектов	Распознано (%)	Не распознано (%)
Корреляция	116	95 (81,9 %)	21 (18,1 %)
Сеть [5]		103 (88,8 %)	13 (11,2 %)
Нечеткая сеть		114 (98,3 %)	2 (1,7 %)

Как видно, нечеткая сеть показала лучшие результаты идентификации по сравнению с другими представленными типами сетей. Таким образом, предложенная модель нечеткой нейронной сети может быть использована для контроля топологических структур интегральных микросхем, что позволит сделать систему контроля инвариантной к возможным геометрическим искажениям типа смещения и яркостным искажениям изображения топологии.

Литература

1. Точицкий Я.И. Оптические технологии микро- и наноэлектроники / Я.И. Точицкий. – Минск : РИВШ, 2010. – 298 с.
2. Lughofer E. Evolving Fuzzy Systems – Methodologies, Advanced Concepts and Applications / E. Lughofer. – Berlin:Physica-Verlag, 2011. – 439 p.

3. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Гор. линия – Телеком, 2006. - 452 с.
4. Viharos, Zs. J.; Kis K. B.: Survey on Neuro-Fuzzy Systems and their Applications in Technical Diagnostics, 13th IMEKO TC10 Workshop on Technical Diagnostics, Advanced measurement tools in technical diagnostics for systems' reliability and safety, June 26-27, 2014, Warsaw, Poland, ISBN 978-92-990073-3-4, pp. 87-92.
5. Шульговский, В.В. Основы нейрофизиологии. Учебное пособие для студентов вузов / В.В. Шульговский. – М. : Аспект Пресс, 2000. – 277 с.
6. Дудкин, А.А. Неокогнитрон для распознавания объектов топологии интегральных микросхем// Искусственный интеллект. – 2008. – № 4. – С. 339-347.
7. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2008. – 1103 с.
8. Аваков, С.М. Оптико-механические комплексы для бездефектного изготовления фотошаблонов 0,35 мкм и 90 нм / С.М. Аваков [и др.] // Фотоника (прил. к журн. «Электроника НТБ». – 2007. – № 6. – С. 35-39.

Literatura

1. Tochitsky Ya.I. Optical technologies of micro- and nanoelectronics / Ya.I. Tochitsky. – Minsk : RIVSH, 2010. – 298 p.
2. Lughofer E. Evolving Fuzzy Systems – Methodologies, Advanced Concepts and Applications / E. Lughofer. – Berlin:Physica-Verlag, 2011. – 439 p.
3. Rutkowska D. Neural Networks, Genetic Algorithms and Fuzzy Systems / D. Rutkowska, M. Pilinski, L. Rutkowski; trans. From Polish by I.D. Rudinsky. – M.: Goriachaya linia – Telecom, 2006. - 452 p.
4. Viharos, Zs. J.; Kis K. B.: Survey on Neuro-Fuzzy Systems and their Applications in Technical Diagnostics, 13th IMEKO TC10 Workshop on Technical Diagnostics, Advanced measurement tools in technical diagnostics for systems' reliability and safety, June 26-27, 2014, Warsaw, Poland, ISBN 978-92-990073-3-4, pp. 87-92.
5. Shulgovsky V.V. Bases of neurophysiology. Tutorial for university students /V.V. Shulgovsky. – M. : Aspekt Press, 2000. – 277 p.
6. Doudkin A.A. Neocognitron for object recognition on integrated circuit layout // Intelligence Intellect. – 2008. – № 4. – P. 339-347.
7. Haykin S. Neural Networks: Full Course, 2nd edition / S Haykin. – M.: Wiliams, 2008. – 1103 p.
8. Awakay S.M. Optical-mechanical systems for defect-free production of 0,35 μm и 90 nm photomasks / S.M. Awakay [et all] // Photonics (appendix to journal «Electronics STB». – 2007. – № 6. – P. 35-39.

RESUME

A. A. Doudkin

Fuzzy neural network for integrated circuit layout analysis

This article provides a method of calculating the membership functions to identify layout objects in images of topological layers of integrated circuits, which allows to calculate the fuzzy parameters and make the analysis invariant to brightness distortions and geometric distortions such as bias.

A structural model of fuzzy neural network is proposed that is based on the concept [3] and neocognitron [6]. Testing of the model on images of real chip layouts was showed a high degree of identification of the proposed neural network: the average identify accuracy is equal 98.3%, which is 16.4% higher than this one realizing the correlation algorithm, and 9.5% higher than neocognitron [6].

Using the proposed model of fuzzy neural network makes it possible to improve the efficiency of complex manufacturing of defect-free photomasks for submicron integrated circuit technology.

А.А. Дудкин

Нечеткая нейронная сеть для анализа топологии интегральных микросхем

В данной статье предложен способ вычисления функций принадлежности для идентификации топологических объектов на изображениях топологических слоев интегральных микросхем, что позволяет вычислить нечеткие параметры и сделать анализ топологии инвариантным к яркостным искажениям и геометрическим искажениям типа смещения.

На базе предложенной в работе [3] концепции разработана структурная модель нечеткой нейронной сети на основе неокогнитрона [6]. Проведено тестирование на изображениях реальных топологий микросхем, которое показало высокую степень идентификации по сравнению с другими нейронными сетями: средняя точность идентификации для представленной нечеткой сети равняется 98,3%, что на 16.4% выше, чем у сети, реализующей корреляционный алгоритм, и на 9.5% выше, чем у неокогнитрона [6].

Использование предложенной модели нечеткой нейронной сети дает возможность повысить эффективность комплексов бездефектного изготовления фотошаблонов для интегральных микросхем субмикронной технологии.

Поступила в редакцию 28.08.2015

